

Title of the Invention:

筋電の特徴パターン識別方法及び装置

(MYOELECTRIC FEATURE-PATTERN CLASSIFICATION METHOD AND APPARATUS)

BACKGROUND OF THE INVENTION

Filed of the Invention:

【0001】

本発明は、筋肉の活動電位（筋電パターン）をインタフェースとする方法における筋電の特徴パターン識別方法及び装置に関する。

Description of the Prior Art:

【0002】

図2は、従来技術の筋電パターンから特徴パターンを抽出し、抽出した特徴パターンのパターン識別を行うことによって、制御対象を操作する装置を説明するための図である。図中、①は筋電パターン、②は表面電極群、③は増幅、平滑化装置、④は特徴パターン抽出装置、⑤はパターン識別器、⑥はモータ、ロボット、福祉機器、リハビリテーション機器、筋電義手、ゲームなどの制御対象物をそれぞれ示している。

【0003】

図示したように、複数の筋肉の協調活動から発生する活動電位である筋電パターン①は、皮膚表面上の一組、または複数組の表面電極群②で測定される。ここで測定されるのは、複数の筋肉から発生した活動電位の和である。

【0004】

次に、測定された電位は、増幅、平滑化装置③によって増幅、平滑化を施される。特徴パターン抽出装置④では、増幅、平滑化した信号より特徴パターンを抽出する。パターン識別器⑤では、抽出された信号より特徴パターンの識別を行い、制御対象⑥の制御信号を生成する。このパターン識別器には、ニューラルネットワーク等の実数値フィルタや、論理回路などの論理値フィルタが用いられる。

【0005】

このような従来の装置は、特徴パターン抽出装置として、FFTなどの演算や、逆写像問題を解くために高度演算処理装置（ハイスpekクなCPUやDSP、ある

いは、専用 LSI) が必要であるため、小型化、低価格化が妨げられてきたという問題があった。このため、筋電パターンをインタフェースとする装置の普及が妨げられてきた。

【0006】

また、筋電パターンは、分布が偏っている場合があるため、精度の高い識別が困難な場合がある。この分布の偏りは、測定した電極と、収縮した筋肉との距離関係が原因と考えられる。つまり、電極から遠い筋肉が収縮したときの筋電パターンは、生体内部を伝わるときに減衰するために値の小さい領域に分布する。これに対して電極近くの筋肉が収縮した場合は、生体内の伝搬による減衰が小さいため値の大きい領域に分布する。

【0007】

本発明は、上記問題点を解決するため提案されたもので、その目的は、小型化、低価格化を図り、筋電をインタフェースする装置の普及を促進する筋電特徴パターン識別方法及び装置を提供することにある。

【0008】

この発明の他の目的は、筋電パターンの分布が偏った場合、分布の偏りを小さくし、パターン識別の精度を高めることのできる筋電特徴パターン識別方法及び装置を提供することにある。

SUMMARY OF THE INVENTION

【0009】

本発明の筋電パターン識別方法は、筋肉の活動電位である筋電パターンから、対数変換処理を用いて特徴パターンを抽出し、抽出された特徴パターンの識別を行って出力制御信号を生成することから成る。

【00010】

また、本発明の筋電パターン識別装置は、筋肉の活動電位である筋電パターンから、対数変換装置を用いて特徴パターンを抽出する特徴パターン抽出装置と、抽出された特徴パターンの識別を行って出力制御信号を生成するパターン識別器とから成る。

【00011】

筋電パターンは、収縮した筋肉と電極との距離関係により、値の小さい領域と大きい領域に偏って分布することがあり、この場合に、対数変換によってパターンの変換を行うことで、値の小さい領域の精度を高め、値の大きい領域の精度を落とすことによって、分布の偏りを小さくし、パターン識別の精度を高めることができる。

【0012】

上記対数変換は、アナログフィルタや、CPU やマイクログプロセッサ上のソフトウェア、あるいは、表引きなどによって実現できるので、小型化、低価格化が可能であり、筋電をインタフェースとする装置の普及を促進することになる。

【0013】

この発明の他の目的、その他の特徴は、添付の図面に基く以下の詳しい説明で明らかにする。

BRIEF EXPLANATION OF THE DRAWING

【0014】

図1は、本発明に依る筋電の特徴パターン識別装置の構成説明図である。

【0015】

図2は、従来の筋電の特徴パターン識別装置の構成説明図である。

【0016】

図3は、筋電を測定するための装置の概略構成図である。

【0017】

図4(a)は、2秒間の脱力後、3秒間筋収縮させた状態を示すグラフである。

【0018】

図4(b)は、図4(a)の状態で手首を屈曲した時の筋電信号の一例を示すグラフである。

【0019】

図4(c)は、図4(b)の筋電信号を平滑化処理した筋電信号の一例を示すグラフである。

【0020】

図5は、特徴パターンの抽出方法を説明するための図である。

【0021】

図6は、筋電の特徴パターンの抽出方法パターンの分布図である。

【0022】

図7は、図6の特徴パターンを対数変換した筋電特徴パターンの分布図である。

DESCRIPTION OF THE PREFERRED EMBODIMENT

【0023】

図1は、本発明の筋電パターンから特徴パターンを抽出して、制御対象物⑥としての義手動作のモータを制御する装置の構成説明図である。図中、①は筋電パターン、②は表面電極群、③は増幅、平滑化装置、⑦は対数変換装置を用いた特徴パターン抽出装置、⑤はパターン識別器、⑥は制御対象物をそれぞれ示している。

【0024】

図示したように、複数の筋肉の協調活動から発生する活動電位である筋電パターン①は、皮膚表面上の一つ、または複数個の表面電極群②で測定される。ここで測定されるのは、複数の筋肉から発生した活動電位の和である。次に、測定された電位は、増幅、平滑化装置③によって増幅、平滑化を施される。

【0025】

特徴パターン抽出装置⑦として、本発明は、対数変換装置を用いる。この対数変換装置では、筋電パターンの対数変換を行うことによって特徴パターンを抽出する。この対数変換は、アナログフィルタや、CPUやマイクロプロセッサ上のソフトウェア、あるいは、表引きなどによって実現する。抽出された特徴パターンよりパターン識別器⑤では特徴パターンの識別を行い、制御対象物⑥の制御信号を生成する。このパターン識別器には、ニューラルネットワーク等の実数値フィルタや、論理回路などの論理値フィルタが用いられる。

【0026】

ここでは、本発明の効果を示すために、筋電義手の動作決定に本発明の方法を用いることによって、識別精度を改善した例を説明する。

【0027】

先ず、筋電の測定を図3により説明する。筋電は数 μ V ～ 数 mV 程度の微弱

な信号であるため、その測定においては、一般的に、2個の電極で測定した信号を差動増幅することによって、電源やその他の機器から発生するノイズの影響を小さくする必要がある。そこで、図示の実施例では、8個（4組）の電極12を筋電義手の前腕11周りの4ヶ所に張り付けて筋電を測定する。13は参照電極である。

【0028】

4組の電極12で測定した微弱な筋電信号は、Sensor Box14を介して増幅器15へ送られて差動増幅し、次いでA/D Converter 16へ送られ、A/D Converter16では増幅された筋電信号をそれぞれ1000Hzで隔離化し、12ビットのデジタル信号に変換してSCSIインタフェースで接続しているノート型パーソナルコンピュータ（PC）17へ取り込む。図中、18は電源、19はアースである。また、この測定においては、商用電源から発生するノイズを取り除くために、商用電源周波数（50Hz）を遮断するアナログフィルタを用いた。

【0029】

以下の説明では、時刻 t で測定した信号の組を、数1であらわすことにする。

【0030】

【数1】

$$f(t) = (f_1(t), f_2(t), f_3(t), f_4(t))$$

【0031】

ここでは、6つの動作（前腕の回内、回外、手首の屈曲、伸展、手先の開閉）を意図しながら筋肉を収縮させたときに、筋電を測定する。つまり、図4(a)に示す筋収縮（2秒間の脱力の後に3秒間筋収縮を維持する）を6つの動作毎に20回（合計120回）繰り返しているときに筋電を測定する。ただし、前腕切断者の場合は、切断前の動作イメージをもとに筋肉を収縮したときの筋電を測定する。

【0032】

図4(b)に、手首を屈曲した時に前腕の屈筋群上の皮膚表面で測定した筋電の例を示す。測定した筋電信号は、高周波成分を取り除くために平滑化処理を施

す。一般的に、この平滑化処理にはアナログローパスフィルタを用いることが多いが、本測定では、情報を失わないためにローパスフィルタをかけずにPCに取り込んだので、PC上で平滑化処理を施す。具体的には、時刻 t における平滑整流値を数2に示す計算によって求める。図4(c)に平滑整流した筋電の例を示す。

【0033】

【数2】

$$g(t) = \left(\sum_{i=1}^{100} |f_1(t-i)|, \sum_{i=1}^{100} |f_2(t-i)|, \sum_{i=1}^{100} |f_3(t-i)|, \sum_{i=1}^{100} |f_4(t-i)| \right)$$

【0034】

義手の動作決定に用いる筋電の特徴パターンの抽出では、一般的に、(1) 筋収縮開始時に測定した筋電から抽出する方式か、(2) 筋収縮を維持した状態(以下では定常状態と呼ぶ)で測定した筋電から抽出する方式が用いられる。(1)の方式の場合、筋肉を収縮しはじめてから義手が動き出すまでの遅れが小さい利点がある。ところが、動作識別率に関しては(1)の方式よりも、(2)の方式の方が良いことが知られているので、ここでは、定常状態の筋電から特徴パターンを抽出する。

【0035】

抽出する特徴パターンとしては、定常状態の筋電の平滑整流値を用いる。この平滑化においても、一般的にはアナログローパスフィルタを用いるが、ここでは、PC上で数2で求めた値の1秒間の平均値を計算し、これを特徴パターンとする。

【0036】

この特徴パターンの抽出においては、筋電測定時の被験者の疲労を小さくするために、1回の筋収縮から10個の平均値を求める。つまり、図5に示すように、1秒毎の平均値を、動作開始1秒後から100ミリ秒づつずらして、数3に示す計算によって求める。ここで i は動作を開始した時間、つまり数4で求めた値が、あらかじめ設定された閾値を越えた時間とする。

【0037】

【数3】

$$ave(n) = \frac{\sum_{j=1}^{1000} g(i+1000+j+n*100)}{1000}, (n=0, 1, \dots, 9)$$

【0038】

【数4】

$$G(t) = g_1(t) + g_2(t) + g_3(t) + g_4(t)$$

【0039】

しかしながら、実際には、筋肉の収縮の仕方によっては数4の値が閾値を越えない場合もある。このため、動作毎20回の筋収縮のすべてから数3を計算できるわけではない。そこで、パターン識別器を学習させるために用いるトレーニングパターンとしては、数4の値が閾値を越えた筋収縮のうち5回から抽出した数3の値（5 [回の筋収縮] × 10 [パターン] × 6 [種類の動作] = 300 [パターン]）を用いる。その他の5回の筋収縮から抽出した数3の値は、パターン識別器を評価するためのテストパターンとして用いる。以下の説明では、作成したトレーニングパターンを、数5で表し、作成したテストパターンを、数6で表す。

【0040】

【数5】

$$Te_{org}(n) = (Te_{org,1}(n), Te_{org,2}(n), Te_{org,3}(n), Te_{org,4}(n)), (n=0, 1, \dots, 299)$$

【0041】

【数6】

$$Te_{org}(n) = (Te_{org,1}(n), Te_{org,2}(n), Te_{org,3}(n), Te_{org,4}(n)), (n=0, 1, \dots, 299)$$

【0042】

ここでは、筋電パターンの分布の特徴について調べ、つぎに、その特徴を利用して、識別精度を改善する方式について述べる。筋電パターンの分布の特徴を調べるために、まず、前述のトレーニングパターンの第一成分を X 軸の値、

第2成分を Y 軸の値として、動作毎にプロットしたものを図6に示す。この例では、筋電パターンの分布特性として、大きく分けて2つの特徴がわかる。

【0043】

まず、第1の特徴は、筋電パターンは一様に分布しているのではなく、偏った分布をしていることである。つまり、値の小さい領域と、値の大きい領域に分かれて分布しており、値の小さい領域に偏って分布しているパターン (supination+, pronation×、flexion*) は動作毎のパターン間の距離が小さく、値の大きい領域に分布している特徴パターン (extension□、hand closing ■、hand opening○) は分散が大きいのがわかる。

【0044】

この分布の偏りの原因は、測定した電極と、収縮した筋肉との距離関係が原因と考えられる。つまり、電極から遠い筋肉が収縮したときの筋電パターンは、生体内部を伝わるときに減衰するために、値の小さい領域に分布する。これに対して電極近くの筋肉が収縮した場合は、生体内の伝搬による減衰が小さいため、値の大きい領域に分布する。

【0045】

以下では、この特徴を利用し、識別パターンの分布の偏りを小さくすることによって、識別精度を改善する方法について説明する。そこで、まず、識別パターンの分布を評価するために、その評価指標として一般的に用いられる『クラス内分散・クラス間分散比』を求める。つまり、一般的なパターン識別においては、同じグループ（以下、クラスと呼ぶ）に属するパターンは接近し、異なるクラスに属するパターンは離れて分布する方が、精度の高い識別が可能である。このため、クラス内の分布の広がり（クラス内分散:数7）とクラス間の分布の広がり（クラス間分散:数8）の比を、分布の評価指標として用いることができる。

【0046】

【数7】

$$\sigma_W^2 = \frac{1}{300} \sum_{i=1}^6 \sum_{\mathbf{x} \in \chi_i} (\mathbf{x} - \mathbf{m}_i)^t (\mathbf{x} - \mathbf{m}_i)$$

χ_i : i 番目のクラスに属するパターンの集合, \mathbf{m}_i : χ_i の平均ベクトル

【0047】

【数8】

$$\sigma_B^2 = \frac{1}{300} \sum_{i=1}^6 50 \times (m_i - m)^2 (m_i - m)$$

χ_i : i 番目のクラスに属するパターンの集合, m_i : χ_i の平均ベクトル m : 全パターンの平均ベクトル

【0048】

具体的に、クラス内分散・クラス間分散比は数9によって定義され、この値が大きいほど、優れた特徴パターンであると評価することができる。

【0049】

【数9】

$$J_\sigma = \frac{\sigma_B^2}{\sigma_W^2}$$

【0050】

これらの式により、数5を用いて求めたトレーニングパターンのクラス内分散・クラス間分散比を求めると、13人の被験者の平均が0.48であった。以下では、次に示す対数変換を用いて識別パターンの変換を行い、クラス内分散・クラス間分散比を改善することによって、筋電パターンの高精度な識別を目指す。

【0051】

ここでは、値の小さい領域において動作毎のパターン間の距離が小さく、値の大きい領域に分布するパターンの分散が大きい特徴を改善するために、対数変換を行う方式を提案する。この方式では、対数の性質により、値の小さい領域の精度を高め、値の大きい領域の精度を低くする。

【0052】

このため、例えば図6に示した分布を対数変換すると、図7に示すように、値の大きい領域に分布しているパターンの分散が小さくなり、値の小さい領域に分布しているパターン間の距離が大きくなる。

【0053】

そこで、数10、数11に示す計算によって、特徴パターンの対数変換を行うことにする。ここで、数10で求めた値のクラス内分散・クラス間分散比を求めると、13人の被験者の平均が0.89であった。つまり、対数変換を行わない場合に対して約1.85倍に改善することができたので、より高精度な識別が可能になると期待できる。

【0054】

【数10】

$$\begin{aligned} Tr_{log}(n) &= \{Tr_{log,1}(n), Tr_{log,2}(n), Tr_{log,3}(n), Tr_{log,4}(n)\} \\ &= \{-\log(Tr_{org,1}(n)), -\log(Tr_{org,2}(n)), -\log(Tr_{org,3}(n)), -\log(Tr_{org,4}(n))\} \\ &\quad (n = 0, 1, \dots, 299) \end{aligned}$$

【0055】

【数11】

$$\begin{aligned} Te_{log}(n) &= \{Te_{log,1}(n), Te_{log,2}(n), Te_{log,3}(n), Te_{log,4}(n)\} \\ &= \{-\log(Te_{org,1}(n)), -\log(Te_{org,2}(n)), -\log(Te_{org,3}(n)), -\log(Te_{org,4}(n))\} \\ &\quad (n = 0, 1, \dots, 299) \end{aligned}$$

【0056】

以下では、数5、数10で求めたトレーニングパターン、それぞれを用いてパターン識別器の訓練を行い、数6、数11で求めたテストパターンを用いて各識別器の評価を行う。この評価においては、ニューラルネットワークによるパターン識別器として、ニューラルネットワークソフトウェアパッケージとしてフリーで配布されている NevProp (Nevada back Propagation) を用いる。NevProp は、非常に簡単に用いることができるパーセプトロンシミュレータである。

【0057】

NevProp の特徴は、トレーニングパターンに対して過剰に適応した結果、テストパターンに対する汎化能力が損なわれてしまう現象（以下では、過学習と呼ぶ）を防ぐために、クロスバリデーションと呼ばれる方式を用いている。この方式では、トレーニングパターンを2つに分割し、それらの両方に対して正しく識別できるように学習させることで、テストパターンに対する汎化能力を損

なわなないようにする。NevPropでは、更に、トレーニングパターン分割時の偏りの影響を小さくするために、クロスバリデーションを5回繰り返す。

【0058】

識別に用いるネットワークの構造は、入力層のノード数を4、中間層のノード数を8、出力層のノード数を6とした。ここで、各出力ノードは、それぞれ義手の6動作に対応しており、閾値(0.5)を越えた場合に、対応する動作が選択されたこととする。

【0059】

このニューラルネットワークによる識別の結果、対数変換によって、13人の平均で2.7%、最大で23.5%(被験者9)筋電パターンの識別率を改善した。

【0060】

筋電パターンは、収縮した筋肉と電極との距離関係により、値の小さい領域と大きい領域に偏って分布することがあり、この場合に、識別精度が低下する問題がある。そこで、対数変換によってパターンの変換を行うことで、値の小さい領域の精度を高め、値の大きい領域の精度を落とすことによって、分布の偏りを小さくできる。このため、パターン識別の精度を高めることが可能となり、さらに、適用可能な応用範囲が広がり、筋電をインタフェースとする装置の普及を促進することができる。また、この方式は、アナログフィルタや、CPUやマイクロプロセッサ上のソフトウェア、あるいは、表引きなどによって実現できるので、小型化、低価格化が可能である。

What is claimed is:

1. 筋肉の活動電位である筋電パターンから、対数変換処理を用いて特徴パターンを抽出し、抽出された特徴パターンの識別を行って出力制限信号を生成することから成る筋電の特徴パターン識別方法。
2. 筋肉の活動電位である筋電パターンから、対数変換処理を用いて特徴パターンを抽出する特徴パターン抽出装置と、抽出された特徴パターンの識別を行って出力制限信号を生成するパターン識別器とから成る筋電の特徴パターン識別装置。